

FedDT: 연합 전이학습 및 들로네 삼각분할 기반 신설 태양광 발전량 예측 기법

송근주, 정재익*, 권성철**, 김홍석

서강대학교, *한국전자통신연구원, **한국전력공사 전력연구원

kjsong4089@sogang.ac.kr, *jaeik1210@etri.re.kr, **seongchul.kwon@kepc.co.kr,
hongseok@sogang.ac.kr

FedDT: Federated Transfer Learning-based PV power forecasting of newly built PV sites using Delaunay Triangulation

Song Keunju, Jeong Jaeik*, Kwon Seong-Chul**, Kim Hongseok

Sogang Univ., *ETRI, **KEPCO KEPRI.

요약

본 논문에서는 들로네 삼각분할을 기반으로 연합 전이학습을 통해 신설 태양광 발전소의 발전량을 예측하는 기법을 제안한다. 들로네 삼각분할을 이용해 신설 태양광 발전소에 대하여 지리적으로 인접한 기존 태양광 발전소들을 효과적으로 선별한다. 이후 연합학습을 적용하여 선별한 기존 태양광 발전소들에 대해 global 모델을 구성하고, 이를 신설 태양광의 발전량 예측 모델 파라미터로 설정해 전이학습을 수행한다. 시뮬레이션 결과 제안한 예측 기법이 비교군 대비 예측 성능이 우수했으며, 기존 발전소의 발전량 예측 또한 추가로 성능이 향상됨을 확인했다. 이는 전반적으로 들로네 삼각분할이 태양광 발전소에 대해 지리적 특성을 효과적으로 반영함을 입증한다.

I. 서론

2021년 기준 대한민국에 연간 새롭게 설치되는 태양광 발전소의 총 설비용량은 4.2GW로, 세계적으로 높은 비율을 갖는다 [1]. 하지만 신설 발전소는 과거 발전량 데이터가 없어 정확한 예측이 어렵기 때문에, 이를 전력 시장에 투입해 상업적으로 이용하기 위해선 데이터 축적 시간이 필요하다. 이에 따라 최근 딥러닝 기법을 이용한 신설 태양광 발전소의 발전량 예측 기법들이 조금씩 제안되고 있다.

전이학습은 데이터가 부족한 문제에 대해 이와 비슷한 다른 문제로부터 사전에 학습된 모델 (Source model) 파라미터를 가져와 모델 (Target model)의 초기 파라미터로 적용하는 방식이다. 태양광 발전량은 기상요소에 영향을 크게 받기 때문에, 신설 태양광 발전량을 예측하기 위해선 거리상 인접한 기존 태양광 발전소의 모델 정보를 가져오는 것이 바람직하다. 따라서 전이학습을 적용한 신설 태양광의 발전량 예측 연구가 활발히 진행되고 있다 [2,3].

하지만 전이학습은 하나의 source model을 사용하기 때문에, 생성되는 target model이 source model의 정보에만 제한되는 문제가 있다. 즉 전이학습으로 신설 태양광 발전량을 정확히 예측하기 위해선 최대한 가깝게 인접하고, 과거 발전량이 많이 축적된 기존 태양광 발전소가 필요하다. 이러한 조건은 실제 상황에서 찾아보기 힘들며, 예측 시 입력으로 사용하는 기상 데이터 또한 대부분 태양광 발전소 위치와 동떨어진 정보이기 때문에 정확한 예측이 어렵다.

따라서 본 논문에서는 들로네 삼각분할과 연합학습을 적용한 새로운 형태의 전이학습으로 신설 태양광 발전량을 예측하는 기법을 제안한다. 우선 들로네 삼각분할로 기상관측소에 대해 인접한 태양광 발전소들을 삼각형의 클러스터 형태로 구성한다. 이후 클러스터 내부에 있는 기존 태양광 발전소들로 연합학습을 수행하여 global model을 생성하고, 이를 신설 태양광 발전소에 대한 전이학습으로 적용한다. 여기서 생성된 global model은 여러 기

존 태양광 발전소들의 사전 정보를 가지고 있음을 의미하며, 따라서 위치적으로 다양한 정보를 고려한 예측 결과를 기대할 수 있다.

II. 본론

먼저 들로네 삼각분할을 통해 태양광 발전소에 대하여 예측에 필요한 3개의 기상관측소를 선택한다 [4]. 사용한 기상관측소는 기상청에서 공공데이터로 제공하는 종관기상관측(ASOS)을 사용하였다. 그림 1은 기상관측소로 구성된 들로네 삼각형 영역에 대해 분포해 있는 국내 기존 및 신설 태양광 발전소를 나타낸다.

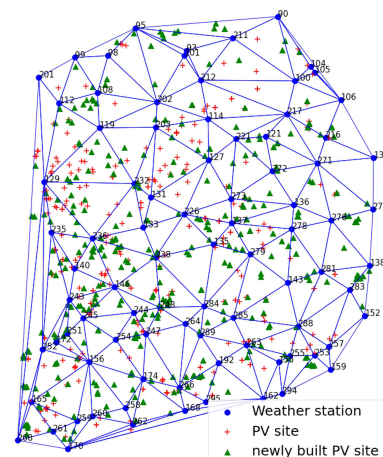


그림 1 기상관측소 기반 들로네 삼각형 및 기존/신설 태양광 발전소 분포

삼각형 단위로 클러스터링 된 태양광 발전소 중, 기존 태양광 발전소에 대하여 연합학습을 적용한다. 연합학습(FedAvg)은 딥러닝 기반의 분산학습 중 일부로, 각 client 별로 학습되는 model의 가중치를 server에 전송하고,

server로부터 평균을 취한 global 가중치를 받아 업데이트하는 구조이다. 여기서 client는 model의 가중치만을 server와 공유하기 때문에, 데이터 프라이버시를 보호할 수 있다. 해당 문제에서는 client가 기존 태양광 발전소의 사업자에 해당하므로, 연합학습을 적용하면 사업자들은 발전량 데이터를 공유하지 않고 모델을 학습할 수 있게 된다. 또한 server에서 생성된 global model은 기존 태양광 발전소들의 정보를 가지고 있기 때문에, 같은 클러스터 내부에 위치한 신설 태양광 발전소에 대해 사전 지식으로 전이학습을 수행할 수 있다. 이때 신설 태양광 발전소는 운전개시일에 따라 보유한 데이터의 길이가 다양한 특징이 있다. 따라서 신설 태양광 발전량의 데이터가 매우 부족한 경우, 전이학습을 적용하지 못하는 상황이 생길 수 있다. 이에 우리는 해당 경우에 대해 별도의 추가 학습 없이 global model을 예측 모델로 적용하였다. 그림 2는 제안한 기법의 전체 구조를 나타낸다.

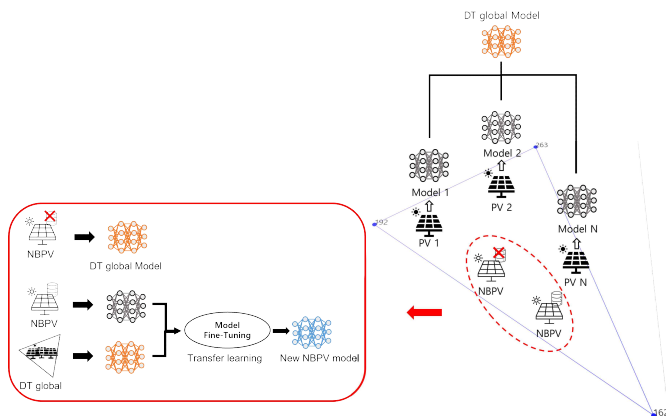


그림 2 제안하는 들로네 삼각분할 및 연합 전이학습 기반 신설 태양광 예측 구조

예측 모델로는 Transformer encoder와 LSTM을 결합하여 해석가능한 AI 모델인 TransLSTM을 사용하였다 [4]. TransLSTM 모델을 통해 기존 시계열 딥러닝 모델 보다 정확한 예측을 수행하고, 태양광 발전량 예측에 대한 3개 기상관측소 및 각 기상 요소별 중요도를 시간 관점에서 책정할 수 있다.

III. 실험

연합 전이학습의 효과를 분석하기 위해 성능 평가를 다음과 같이 설정하였다. 기존 태양광 발전소 예측 경우 전이학습과 연합 전이학습 기법으로 비교하였고, 신설 태양광 발전소 예측 경우 전이학습 기반 model, 연합학습 기반 global model, 그리고 연합학습 기반 client model의 사용으로 비교하였다.

우리는 2019년 12월부터 2021년 10월까지 1시간 간격의 종관기상관측과 태양광 데이터를 사용했다. 종관기상관측 데이터는 각 기상요소(기온, 풍속, 습도, 전운량)의 최대값을, 태양광 데이터는 설비용량을 이용한 0과 1 사이로 정규화하였다. 실험 환경은 기존 태양광 발전소와 신설 태양광 발전소가 적절히 분포한 들로네 삼각형으로 설정했다. 모델의 training, validation, test 구간은 80%, 20%, 20% 비율로 나누어 진행했다. Test 경우 기상 요소 입력 데이터는 예보값을 사용해야 하므로 관측값에 zero-mean Gaussian noise를 추가, 표준편차에 대해 각 기상 요소의 최대값의 20% 비율로 지정하여 이를 대체했다. 모델 예측 성능 지표는 이용률 10% 이상에 대한 Normalized Mean Absolute Error(NMAE10)를 이용했다.

표 1은 선정된 들로네 삼각형에 대해 기존 및 신설 태양광 발전소의 개별 예측 결과를 평균값으로 나타낸 것이다. 실험 결과, 제안한 예측 기법(FedDT)이 모든 실험 지역에 대해 우수한 성능을 보이고 있음을 확인할 수 있다.

들로네 삼각형	NMAE10(%)				
	Source PVs		Newly built PVs		
	FedDT	TL	FedDT	FedDT_local	TL
1	8.11	8.94	9.09	9.15	9.88
2	7.48	8.31	6.34	7.89	8.87
3	7.60	8.51	9.13	9.97	12.15
4	7.64	7.95	9.30	9.88	9.64
5	7.16	7.89	7.71	8.13	8.03
6	10.51	11.53	9.70	10.98	10.83
7	7.35	9.19	8.83	9.26	9.29
8	7.54	7.95	8.24	10	10.24
9	8.85	9.19	9.06	9.41	10.11
10	7.99	8.61	8.27	8.37	10.03
11	8.21	8.46	8.64	9.58	9.64
12	8.73	9.15	12.37	13.61	13.82

표 1 들로네 삼각형 별 태양광 발전량 예측 결과

그림 3은 들로네 삼각분할의 효과를 검증하기 위해 기존 태양광 발전소의 발전량에 대한 피어슨 상관 계수를 분석한 결과이다. 파란색 박스로 표기된 부분은 들로네 삼각형 단위로 묶인 발전소를 의미하며, 전체적으로 높은 상관 관계를 가지는 것을 확인할 수 있다. 따라서 들로네 삼각분할 기반 연합학습이 신설 태양광 발전소에 대해 사전 지식을 효과적으로 구성할 수 있음을 입증한다.

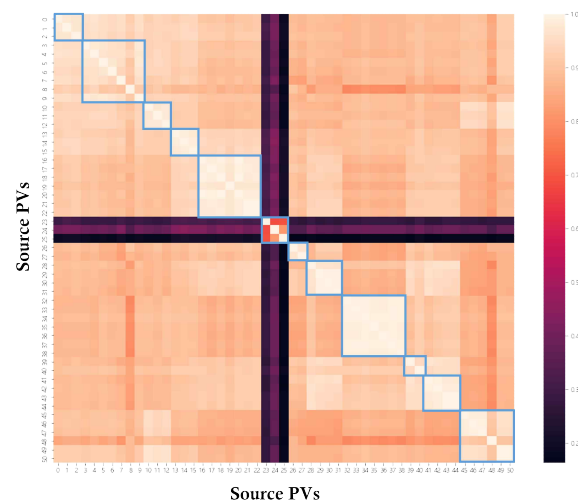


그림 3 기존 태양광 발전량에 대한 피어슨 상관계수 분석

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported in part by Smart City R&D project of the Korea Agency for Infrastructure Technology Advancement (KAIA) grant funded by the Ministry of Land, Infrastructure and Transport under Grant 22NPS-C149866-05.

참 고 문 헌

- [1] "Snapshot 2021 - IEA-PVPS". iea-pvps.org. Retrieved 30 Dec 2022.
- [2] Luo, Xing, Dongxiao Zhang, and Xu Zhu. "Combining transfer learning and constrained long short-term memory for power generation forecasting of newly-constructed photovoltaic plants." *Renewable Energy* 185 (2022): 1062-1077.
- [3] Niu, Tong, et al. "A hybrid deep learning framework integrating feature selection and transfer learning for multi-step global horizontal irradiation forecasting." *Applied Energy* 326 (2022): 119964.
- [4] Song, Keunju, et al. "DTTrans: PV Power Forecasting Using Delaunay Triangulation and TransGRU." *Sensors* 23.1 (2022): 144.